中国生态农业学报 2017 年 1 月 第 25 卷 第 1 期
Chinese Journal of Eco-Agriculture, Jan. 2017, 25(1): 118−126

DOI: 10.13930/j.cnki.cjea.160657

曾旭婧, 邢艳秋, 单炜, 张毅, 王长青. 基于 Sentinel-1A 与 Landsat 8 数据的北黑高速沿线地表土壤水分遥感反演方法研究[J]. 中国生态农业学报, 2017, 25(1): 118−126

Zeng X J, Xing Y Q, Shan W, Zhang Y, Wang C Q. Soil water content retrieval based on Sentinel-1A and Landsat 8 image for Bei'an-Heihe Expressway[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2017, 25(1): 118−126

基于 Sentinel-1A 与 Landsat 8 数据的北黑高速沿线地表土壤水分遥感反演方法研究

曾旭婧[1], 邢艳秋[1*], 单 炜[2], 张 毅[3], 王长青[1]

(1. 东北林业大学森林作业与环境研究中心 哈尔滨 150040; 2. 东北林业大学土木工程学院 哈尔滨 150040; 3. 四川农业大学资源学院 成都 611130)

摘 要: 土壤含水量是影响水文和气候变化的基本参数, 研究土壤含水量分布, 对气候变化、水资源分布、农作物估产等有着重要的现实意义和科学价值。本文以 2015 年 6 月 21 日的 Sentinel-1A(哨兵 1 号)双极化合成孔径雷达影像为基础, 结合同时段辅助光学影像 Landsat 8, 对北安—黑河高速沿线地区不同植被覆盖程度下复杂地表土壤含水量进行反演研究, 探讨不同极化组合方式在不同土地利用方式下的土壤水分含量反演结果。结果表明: VH 极化及 VH 与辅助变量 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)组合反演精度分别为 52.1%和 53.6%, 整体效果并不理想。VV 极化(VV Polarization)图像和双极化 VV/VH(VH Polarization)组合在裸露和低植被地区反演更具有优势, 其精度分别为 75.4%和 59.5%, 而在高植被覆盖度地区并不适用。VH 极化反演结果中耕地土壤含水量比实际值低 9.37%, VV 极化在低植被区域土壤含水量比实际值低 10.45%, 在灌木及耕地地区 VV/VH 反演结果精度比单极化及其组合反演结果低, 最高精度模型的反演是 VV 结合 NDVI。VV 与辅助变量 NDVI 结合能综合反映复杂地表环境下土壤含水量, 其精度达 84%, 标准误差 RMSE 为 2.07, 比 VV 极化反演精度提高 8.8%, RMSE 比 VV 极化降低 2.704。VV 与辅助变量 NDVI 组合方式在中等植被覆盖地区土壤含水量反演更具有优势, 并能够更好地发挥哨兵 1 号 C 波段合成孔径雷达在土壤水分研究中的潜力与有效性。

关键词: Sentinel-1A; 土壤含水量; 后向散射系数; 极化方式; 支持向量回归
中图分类号: TP79; S152.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-3990(2017)01-0118-09

Soil water content retrieval based on Sentinel-1A and Landsat 8 image for Bei'an-Heihe Expressway

ZENG Xujing[1], XING Yanqiu[1*], SHAN Wei[2], ZHANG Yi[3], WANG Changqing[1]

(1. Center for Forest Operations and Environment, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China;
2. School of Civil Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China;
3. College of Resources, Sichuan Agricultural University, Chengdu 611130, China)

Abstract: Soil water content is one of the basic parameters that affect hydrological variability and climate change. It has important practical significance and scientific value for climate change, water resources and estimation of crop yield to study the distribution of soil water content. To probe new ways of soil water content retrieval in complex vegetation coverage area,

* 通讯作者: 邢艳秋, 主要研究方向为森工管理与林业信息工程。E-mail: yanqiuxing@nefu.edu.cn
曾旭婧, 主要研究方向为定量遥感。E-mail: jingle1992@163.com
收稿日期: 2016-07-26 接受日期: 2016-10-13

* Corresponding author, E-mail: yanqiuxing@nefu.edu.cn
Received Jul. 26, 2016; accepted Oct. 13, 2016

this study analyzed soil water contents of complex surfaces with various degrees of vegetation cover along Bei'an-Heihe Expressway using images from Sentinel-1A dual-polarization Synthetic Aperture Radar (SAR) for 21 June 2015. Also Landsat 8 images were integrated as assisted optical image for the same satellite transit time. Then the results of the inversion of soil water content under different land use types and polarization combinations were discussed. Backscattering coefficients of different polarization modes were extracted using the water cloud model. Support vector regression algorithm was used to estimate surface soil water content based on the soil inversion parameters. The applicability of different polarizations in the retrieval of soil water content on complex surface was also discussed. The results showed that VH polarization retrieval accuracy was 52.11%, while combined VH polarization with normalized difference vegetation index (NDIV) retrieval accuracy was only 53.6%. This was not satisfactory for the vegetation zone. VV polarization and dual polarization ratio of VV/VH images were very sensitive to bare land and low vegetation cover land, for which retrieval accuracies were respectively 75.4% and 59.5%. These methods were, however, not applicable in areas with moderate or high vegetation cover. The results of VH polarization inversion for arable lands soil water content was 9.37% lower than the measured value. Also the inversion value of VV polarization for areas with low bush was 10.45% lower than the measured value. The inversion results for dual polarization ratio of VV/VH in shrub and arable lands were not as good as the inversion results for single polarization. For the various combinations, the inversion with the highest precision model was that for the combination of VV with NDVI. In summary, the combination of VV and auxiliary variable NDVI comprehensively reflected soil water content in complex surface environments. The goodness of fit (R^2) of VV polarization combined with NDVI was 84% and the calculated root mean squared error was 2.07. In comparison with VV polarization, the retrieval accuracy improved by 8.8% and the calculated root mean square error decreased by 2.704. The combination of VV polarization with NDIV had more advantages for the inversion of soil water content for the regions with middle vegetation cover. The application of combined VV polarization with NDIV increased the potential and effectiveness of Sentinel-1A c-band synthetic aperture radar in areal study of soil water content.
Keywords: Sentinel-1A; Soil water content; Backscattering coefficient; Polarization; Support vector regression

土壤含水量(soil water content, SWC)是影响水文和气候变化的基本参数, 它不仅是联系地表水与地下水的纽带, 也是研究地表能量交换的基本要素[1]。在气候学中, 土壤含水量的变化能影响其本身的水热过程, 使地表参数发生变化从而影响到气候的变化[2]。在生态学中, 土壤含水量在土壤-植被-大气连续体物质与能量转化中也发挥着重要作用[3], 直接影响生态环境的组成。因此, 研究土壤含水量分布, 对气候变化、水资源分布、生态退化过程以及农作物估产等有着重要的现实意义和科学价值。

目前用于土壤含水量反演的遥感主要有 3 类: 可见光[4]、热红外遥感[5]和微波遥感[6]。其中, 微波遥感具有对土壤水分的高敏感性, 以及测量不受云层和黑夜影响的能力, 在土壤含水量估测中应用非常广泛[7]。近年来, 在裸露地表通常使用一些物理经验模型(如 Oh 模型[8]、Dubois 模型[9])进行土壤含水量估测, 但需要现场测量进行校准; 在低植被覆盖度地区, 通常选择将半经验模型(如 Shi 模型[10]、水云模型[11]等)应用到水分反演中, 植被区土壤含水量仍被过低估计; 对于植被高覆盖度地区, 植被冠层双向散射衰减了土壤后向散射的影响, 需要采用密歇根微波植被散射模型(Michigan Microwave Canopy Scattering, MIMICS)[12]及其改进模型(如 Bi-MIMICS 模型[13])计算裸土后向散射系数, 由于参数太过繁琐不易于使用。研究表明当微波遥感数据协同光学植被指数的方式[14]反演土壤含水量时, 用光学数据计算植被生物物理参数, 能更好地补充植被的影响。国内外研究虽在不同植被覆盖区域土壤含水量反演中有不同的方法, 但总体缺乏针对复杂地表较为综合的简单方式。

本研究以北黑高速路段沿线区域为案例区, 由于受全球气候变化的影响, 这一地区属于古冰川沉积残留物的岛状冻土正发生退化, 地表环境破碎且复杂。采用水云模型对 sentinel-1A 合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)影像提取其不同极化条件下的土壤后向散射系数, 利用光学影像作为辅助数据提取复杂地表的植被归一化指数, 对比支持向量回归算法下不同极化与光学参数之间的反演组合精度并分析适用性情况, 为不同植被覆盖地区土壤含水量反演研究提供新的思路, 同时为在高纬度多年冻土地区开展土壤含水量监测提供科学依据。

1　数据来源与研究方法

1.1　研究区概况

研究区为北安至黑河(北黑)高速公路沿线(127°17′31″E-127°31′24″E, 49°30′57″N-49°41′50″N), 位于黑龙江省小兴安岭的西北部(图 1)。处于高纬度多年冻土区与季节性冻土过渡地带, 具有典型冰缘地貌, 岛状冻土活动层厚度约为 1.8 m。山谷、低洼

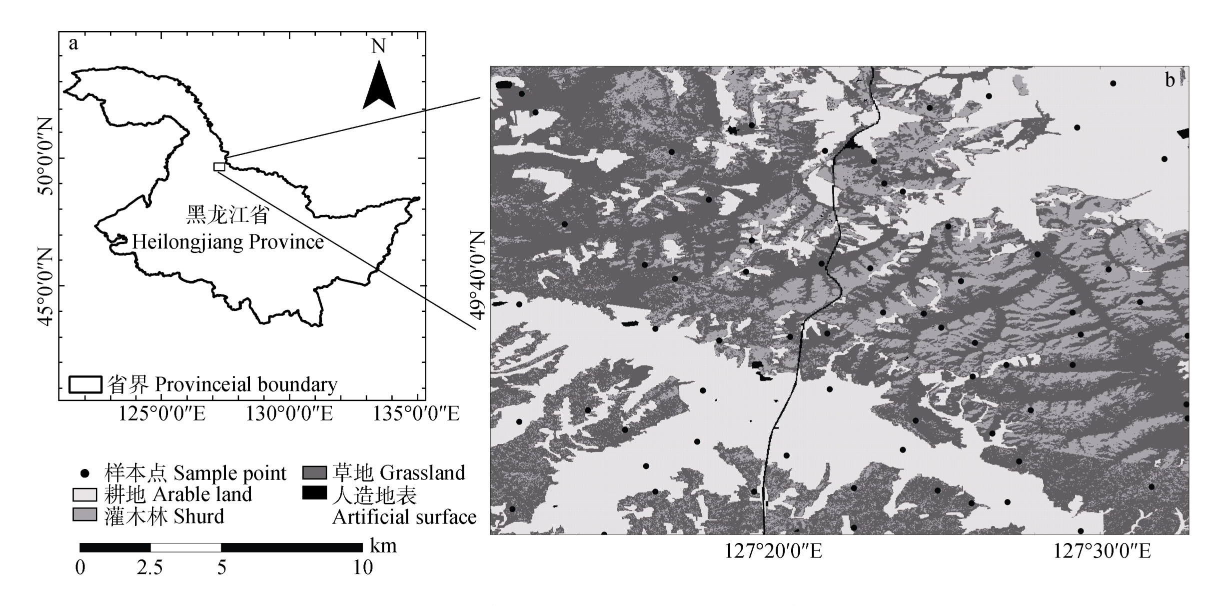


图 1 研究区地理位置(a)及样本点分布(b)

Fig. 1 Location of the study area (a) and the distribution of sample points (b)

河流阶地、阴坡和湿地为岛状多年冻土的发展提供了合适的条件，岛状冻土在5月深度最大，达2.26~2.67 m，融化期为6月至9月，冻结期为10月至翌年5月，主要分布集中在山谷和阴坡地带。地形属于河谷地段，主要分布有丘陵、漫岗、耕地、沼泽地等类型。气候属山区高寒地带，年平均气温–2~1 ℃，年降雨量500~600 mm，年日照2 500 h，无霜期约90 d。红色边疆农场二分场在该研究区内，耕地分布在坡地及河谷两岸，农作物以小麦(*Triticum aestivum*)为主。主要植被类型是森林植被(针阔混交林)和草甸植被(塔头草甸、泥炭苔藓)。植物优势种为白桦(*Betula platyphylla*)、椴树(*Tilia tuan*)、柞树(*Xylosma racemosum*)、落叶松(*Larix gmelinii*)、杨树(*Populus* sp.)。

1.2 数据来源及处理

土壤含水量反演过程涉及的主要数据包括SAR影像、MODIS数据产品、Landsat 8 OLI数据、DEM数据及地表覆盖类型图，数据分辨率、数据来源及数据的应用见表1。

表 1 北黑高速路段地区土壤含水量反演数据来源

Table 1 Dataset list of soil water content inversion along the Bei'an-Heihe Expressway

数据 Data	分辨率 Resolution (m)	用途 Application	来源 Data source
Sentinel-1A SAR 影像 Sentinel-1A SAR image	5 × 20	提取后向散射系数 Extracting the backscattering coefficients	欧洲空间局 European Space Agency
MOD11A1 地表温度产品 MOD11A1 daily LST product	1 000	样本点经验值计算 Calculating the empirical values of sample points	美国国家航空航天局 United States National Aeronautics and Space Administration
数字高程模型 DEM	90	SAR 地理编码 Geocode of SAR images	国际科学数据服务平台 International Scientific Data Service
Landsat 8 OLI 数据 Landsat 8 OLI image	30	计算归一化植被指数 Calculating the NDVI	美国地质勘探局 United States Geological Survey
地表覆盖类型图 Land cover map	30	叠加分析 Overlay analysis	全球地表覆盖下载中心 Global Land Cover Download Center

1.2.1 Sentinel-1A 影像及处理方法

欧空局最新发射的Sentinel-1A卫星，采用多种成像模式在土壤含水量动态监测领域发挥不可忽视的作用。本研究所用数据是干涉宽模式(Interferometric Wide, IW)下的S1 TOPS-mode SLC数据，能解决宽幅合成孔径雷达成像出现的scalloping效应并增强成像辐射性能，在提取后向散射系数中能够更精确。获取时间为2015年6月21日，波段为C波段(0.055 466 m)，幅宽为250 km，分辨率为5 m×20 m，采用双极化方式(VH极化、VV极化)。Sentinel-1A在研究区上空为右侧视的降轨成像，影像为左右倒置。采用GAMMA软件对数据进行预处理和地理编码，以及提取后向散射系数，过程如下：

1)预处理。干涉SAR处理器(ISP)模块对数据进行预处理。依据原始图像中的数据文件(TIFF file)、元数据文件(XML file)、定标文件(XML file)、噪音

文件(XML file)对相位偏移和干涉参数偏差进行辐射定标及去噪处理(图 2a)。其次是多视图像拼接，需要设置图像的方向项及距离项的视数，将单视复数图生成多视图像(图 2b)。

2)地理编码。运用差分干涉和地理编码(DIFF & GEO)模块对多视图像进行地理编码，入射角为 33.548°。包括生成初始查找表、影像配准、精化查找表等过程，最后获得地理坐标下的后向散射图像及 SAR 坐标下的 DEM。利用 SAR 脉冲回波时延斜距和多普勒中心频率，通过斜距多普勒定位方程，可以得到惯性坐标系下的坐标值(x, y, z)。通过已有的 DEM 图像(2c)对其进行像素偏移量修正，最后得到地理坐标下的 SAR 图像(2d)。

3)后向散射系数提取。在地面模型中，当 $\sigma^o(\theta) < 2$ 时，后向散射系数模型可以表达为:

$$\sigma^o(\theta) = K\cos\theta \tag{1}$$

式中: θ 为入射角，$\sigma^o(\theta)$ 为后向散射系数。通过线性转换后向散射强度到 dB 计量后得到研究区后向散射图像(2e)。

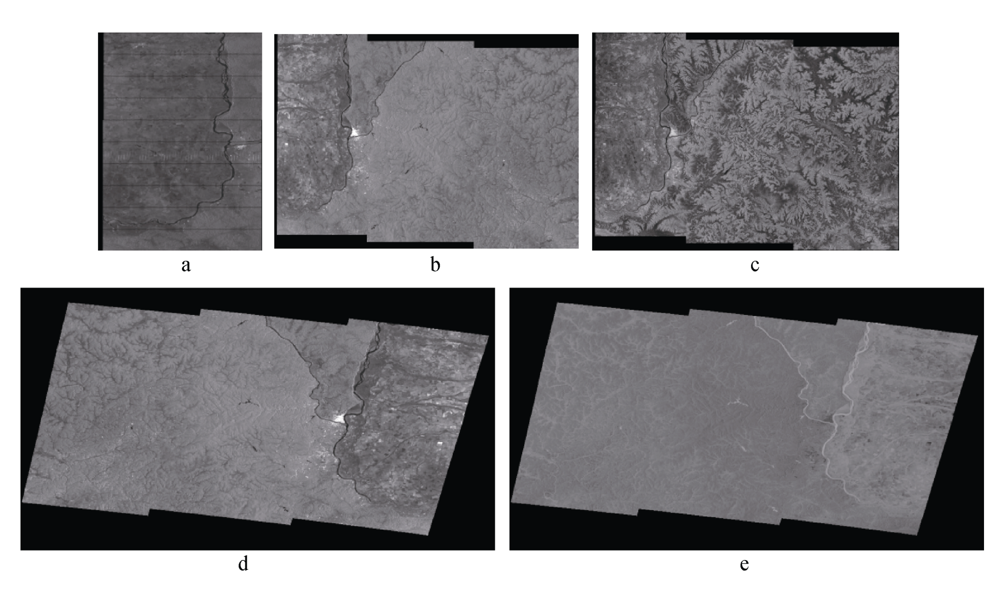


图 2　Sentinel-1A 图像提取后向散射系数过程

Fig. 2　Sentinel-1A data extraction processing of backscattering coefficients

a: 单视辐射定标图; b: 多视图像拼接; c: SAR 坐标下 DEM; d: SAR 地理编码; e: 后向散射图像。a: SLC radiometric calibration; b: MLI mosaic; c: DEM heights in SAR geometry coordinate system; d: SAR geocoding image; e: backscatter image.

1.2.2　土壤含水量样本数据

由于缺乏野外实测数据，土壤 0~10 cm 水分样本点数据通过黑龙江省 6 月温差植被热惯量经验模型计算获得，其精度为 97.15%。该多元线性模型[15]为:

$$\omega = 101.78 - 2.24\Delta T + 0.32\times \mathrm{NDVI} \tag{2}$$

式中: ω 为土壤含水量(%); ΔT 为昼夜温差(℃)，通过 2015 年 6 月 21 日同天的 MOD11A1 地表温度产品计算获得; NDVI 为归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)，由 2015 年 6 月 16 日 Landsat 8 图像的近红外波段和红波段计算获得。根据地表覆盖图，将样本点均匀分布在不同土地覆盖类型上(灌木林、草地及耕地)和不同的坡度上，样本点数目共计 71 个(图 1b)。

1.3　研究方法

1.3.1　土壤后向散射系数提取方法

土壤含水量、土壤粗糙度、植被的组合体同时影响后向散射系数，SAR 后向散射系数与土壤含水量之间存在着一种非线性关系[16]。植被种类与冠层结构同样也与后向散射系数有关[17]，后向散射系数很难反演高植被覆盖度下的土壤湿度情况。为了建立土壤后向散射系数与土壤含水量之间的关系，通过多模式(多波段、多极化、多入射角)地表微波数据结合其他辅助数据(光学遥感、地表参数)，提取相关系数建立模型。

1)单极化图像(VV/VH)与 NDVI 结合。一种方式是采用合适的微波植被散射理论模型，定量估算地表散射在总散射中的比例。水云模型以辐射传输理论作为基础，考虑地表植被覆盖分布情况，利用植被体散射及地表衰减后散射之间的关系结合植被归一化指数 NDVI 计算出植被覆盖下的土壤背景后向散射系数。表达式[18]如下:

$$\sigma^o_{\mathrm{con}}(\theta) = \sigma^o_{\mathrm{veg}}(\theta) + \gamma^2(\theta)\sigma^o_{\mathrm{soil}}(\theta) \tag{3}$$

其中:

$$\sigma^o_{veg}(\theta)=A\cos(\theta)[1-\gamma^2(\theta)] \quad (4)$$

$$\gamma^2(\theta)=\exp[-2Bm_v/\cos(\theta)] \quad (5)$$

式中: $\sigma^o_{soil}(\theta)$ 为土壤背景后向散射系数; $\sigma^o_{veg}(\theta)$ 是植被散射系数; $\gamma^2(\theta)$ 指植被双层衰减因子(透过率), θ 为入射角; A、B 的值取决于植被类型及电磁波频率的经验常数; m_v 是植被含水率。

研究区的地表覆盖类型为耕地、草地及稀疏灌木等, 其农作物以小麦为主。由于受地面耕作条件的限制, 对地表植被参数进行测量难以实施。这里采用 Bindlish 等[19]在不同地表覆盖方式中水云模型参数(表 2), 选择综合利用方式设置 A=0.001 2, B=0.091。对于植被含水率(vegetation water content, VWC), 选择 Jackson 建立 C 波段作物及植被参数, 由经验模型[20]计算得到:

$$VWC=1.913\,4NDVI^2-0.321\,5NDVI \quad (6)$$

式中: VWC 为植被含水率; NDVI 为归一化植被指数。依据上述公式则可提取出 VV 极化及 VH 极化去除地表植被的土壤后向散射系数, 为下一步进行土壤含水量反演提供合理的参数。

表 2 半经验模型中不同土地利用方式的植被参数值
Table 2 Vegetation parameters values of different land use types in the semi-empirical model

参数 Parameter	综合方式 All land-uses	草地 Grassland	冬小麦 Winter wheat	牧场 Pasture
A	0.001 2	0.000 9	0.001 8	0.001 4
B	0.091	0.032	0.138	0.084
a	2.12	1.87	10.6	1.29

2)双极化图像(VV+VH)。另一种方式是基于统计方法利用地表双极化散射特性与实测 SWC 建立关系。如: 运用线性去极化比率 $PR_{vv/vh}$ 对土壤含水量进行反演[21], 也可以是双极化系数作减去极化 $\sigma^o_{vv}-\sigma^o_{vh}$ 或者 $\sigma^o_{vh}-\sigma^o_{vv}$ 进行反演。本文利用 Sentinel-1A 影像的双极化影像, 分别通过 VV、VH 极化进入通道进行提取后向散射值, 同时计算图像的双极化后向散射系数去极化比率。双极化图像分别提取后向散射系数反演地表参数可以减少异质性的影响, 每一种极化方式所对应的地表特征可以用于区分地物类型、土壤条件、植被状况等, 从而提高反演的精度。

1.3.2 土壤含水量反演模型

水云模型能去除植被冠层散射、树干散射后的土壤后向散射系数, 当植被超过一个临界体积时, 衰减地面散射逐步变小。植被冠层的光学厚度同样影响土壤的水分含量, 模型加入 NDVI 作为辅助变量对植被复杂地区的土壤水分值进行修正。近年来, 在土壤含水量估测中支持向量回归(support vector regression, SVR)的应用越来越频繁, 它具有精确估计、易于使用、良好的内在泛化能力、处理非线性问题能力等优点[22]。支持向量回归是将土壤后向散射系数(σ^o_{vv} 或者 σ^o_{vh})、植被归一化指数 NDVI 与土壤水含量之间的非线性问题, 转换为三者高纬特征空间的线性问题, 并求得最优分类面, 其核心表达式[23]为:

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}(a_i-a_i^*)\times K(x,y)+\mathrm{b} \quad (7)$$

式中: a 为样本值; b 为常数项; $K(x, y)$为径向基核函数[24], 能够将数据映射到高维空间, 其具体表达式为:

$$K(x,y)=\exp(-\frac{\|x-y\|^2}{2\delta^2}) \quad (\delta>0) \quad (8)$$

式中: δ 为达率, 即土壤水分值跌落到 0 的速度参数。

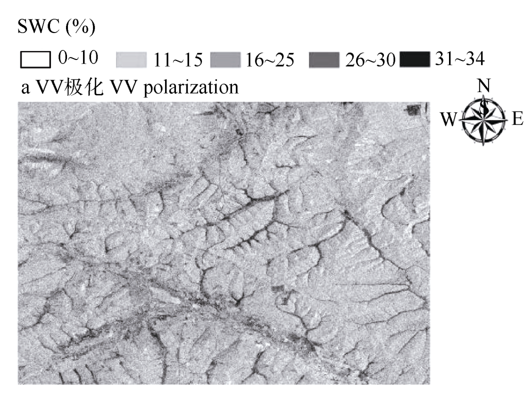
利用 1.3.1 中方法提取土壤后向散射系数, 结合地面土壤水分数据样点和地形数据, 建立土壤水分空间数据库; 其次选择 56 个样点作为训练集, 15 个样点作为测试集合进行 SVR 建模; 依据模型对应的参数, 对预处理后的 SAR、NDVI 分别进行参数提取, 单极化的方式输入参数为 VV、VH、VV+NDVI 和 VH+NDVI, 对于双极化的方式输入参数为 $PR_{vv/vh}$; 根据支持向量回归模型计算出该区域的土壤含水量, 并作精度验证; 选择最优的极化组合方式作为研究区土壤水含量反演结果, 最后结合其他辅助数据 DEM、区域的土壤图和土地利用图对结果进行分析。

2 结果与分析

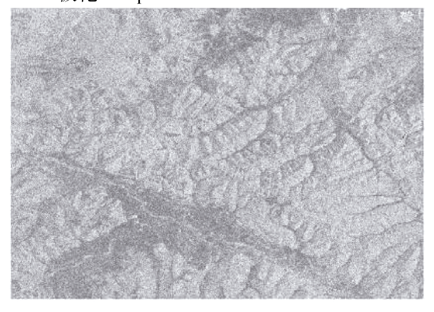
2.1 不同极化方式下土壤含水量反演结果

通过半经验的水云模型提取土壤后向散射系数, 将支持向量回归算法运用到土壤含水量模型中, 反演出不同极化方式下的土壤水含量结果图。并对结果重新分为 5 类, 分别为: 0~10%、11%~15%、16%~25%、26%~30%、30%~50%, 形成研究区土壤水含量空间分布图(图 3)。

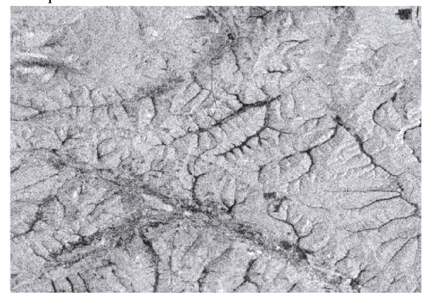
从图 3 可知, 不同极化方式下研究区土壤含水量结果图差异性较大, VH 极化反演结果(图 3b)数值整体偏低, 而 VH 极化与 NDVI 组合(图 3d)反演却整体偏高。VV 极化、VV 与 NDVI 组合、双极化反演结果在空间分布上表现较一致。从图 3c 可知, 研究区土壤含水量大部分介于 10%~25%; SWC 为 0~10% 区域一部分出现在受人类活动干扰较大的高速路周



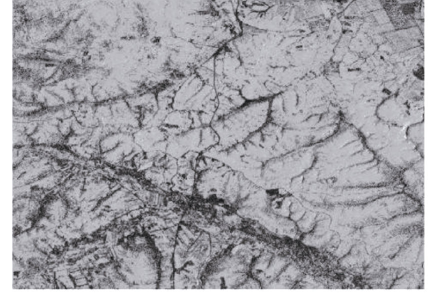
b VH极化 VH polarization



c VV极化与NDVI结合
VV polarization combined with NDVI



d VH极化与NDVI结合
VH polarization combined with NDVI



e VV/VH双极化 VV/VH dual polarization

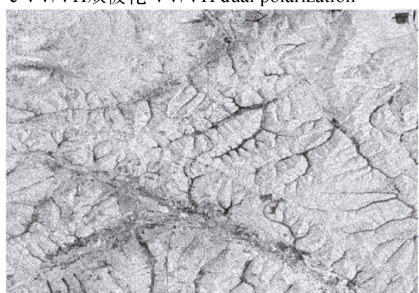


图 3　不同极化方式下研究区土壤水含量(SWC)反演结果图
Fig. 3　Soil water content (SWC) inversion results of different polarization ways in the study area

围裸露区域，一部分出现在受地势和太阳辐射影响的阴面及坡度较大区域；SWC 为 11%~15%区域主要分布在西南小部分地区和北部小部分地区的草地、闲置的农用地、无植被的田埂等区域；SWC 为 16%~25%区域多为稀疏的灌木林，土壤含水量主要受植被蒸腾作用及地势条件的影响。耕地的 SWC 多集中在 25%~30%，主要集中在河漫滩附近的一级阶地上，用于耕种农作物，植被覆盖度较低，同时受灌溉条件的影响故其值较高。由于处于耕作季节，土壤水分含量为 30%~50%区域位于河漫滩低洼的区域内，并存在沼泽地。总的来说，该区域土壤含水量状况良好，有利于农作物的生长。

2.2　不同极化方式下土壤含水量反演精度

在支持向量回归算法下，对应不同极化方式下反演结果的拟合优度(R^2)、均方根误差(RMSE)列于表 3，不同极化方式下的反演精度验证图如图 4 所示。在单极化拟合方式上，VV 单极化 R_{vv}^2 为 0.754，而 VH 单极化 R_{vh}^2 为 0.521，VV 在单一极化通道中对土壤含水量反演表现更加敏感，双极化 $R_{vv/vh}^2$ 为 0.595，比 VH 极化精度提高 0.074；加入 NDVI 植被参数后，反演精度得到提高，其中最好的极化组合

表 3　不同极化方式下土壤含水量反演精度表
Table 3　Inversion precision of soil water content in different polarization ways

支持向量回归 Support vector regression	R^2	RMSE
VV	0.754	4.775
VV+NDVI	0.842	2.071
VH	0.521	8.252
VH+NDVI	0.536	7.549
VV/VH	0.595	5.695

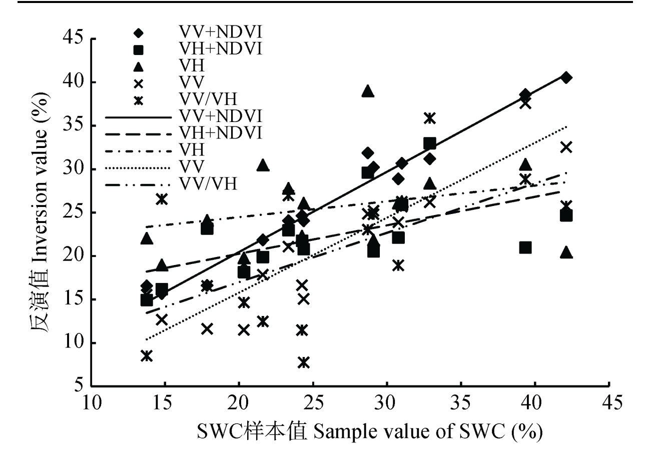


图 4　不同极化方式下土壤含水量(SWC)验证精度
Fig. 4　Verification accuracy of soil water content (SWC) inversion in different polarization ways

式为 VV 和 NDVI 结合，$R^2_{vv+ndvi}$ 达 0.842， RMSE 为 2.071，比 VV 极化精度提高了 0.088，RMSE 降低 2.704。综上所述，选择恰当的后向散射参数，同时采用有效的辅助参数解决单一极化的吸收问题很重要。其验证精度如图 5 所示，拟合优度为：$R^2_{vv+ndvi}>R^2_{vv}>R^2_{vv/vh}>R^2_{vh+ndvi}>R^2_{vh}$，所以选用精度较好的 VV+NDVI 组合反演结果作为最后地表土壤含水量图。

2.3 不同极化方式的适用性分析

2.3.1 单极化方式反演结果适用性分析

图 3a 中，SWC 值较高地区分布在河漫滩周围，其次是草地、灌木林。在灌木林区域 SWC 值与实测值(图 6)相比低 10.45%，由于植被具有双向反射与透射特性，是一个非朗伯体结构，土壤后向散射为衰减后地面散射，在高植被覆盖区不适合，其 SWC 反演值明显偏低。图 3b 中，VH 极化反演结果在灌木林和耕地地区反演值偏低，同时，在河漫滩耕地区域的土壤含水量明显偏低，比实际值平均低 9.37%。根据土壤后向散射值与样本点土壤含水量之间的线性关系，生成不同极化方式下土壤含水量的敏感性图(图 5)。因为交叉极化 VH 的回波强度比同极化 VV 低，故 VH 敏感性比 VV 极化小，在一般情况下应避免选择 VH 极化图像反演土壤含水量。

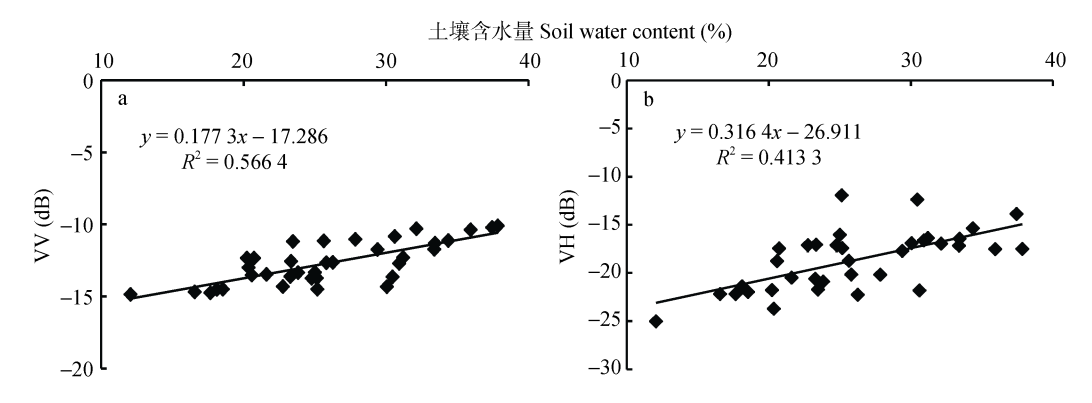


图 5 VV(a)、VH(b)极化对土壤含水量的敏感性

Fig. 5 Sensitivity of radar signal in both VV (a) and VH (b) polarization to soil water content

基于 VV 极化不适合在高植被覆盖地区使用，VH 极化在耕地反演值偏低，采用单极化图像不能综合反映地表覆盖复杂地区的土壤含水量状况。在单极化中加入辅助变量 NDVI 后，图 3d 结果显示，VH 与 NDVI 结合反演值整体偏高，尤其是在草地区域明显比其他区域值更高，比实际值高 6.62%。虽然 NDVI 的加入提高了低植被区域对水分的敏感性，但是在高植被区的水分敏感性并不高；而 VV 与 NDVI 结合反演结果在不同地物条件下更加接近真实值，对于地表辐射贡献受到表面作用支配，NDVI 修正了 VV 垂直极化在植被覆盖区对水分的灵敏度，这一组合整体反演过程表现良好。

土壤含水量与地表覆盖方式有关，其含水量从高到低为 $SWC_{耕地}>SWC_{灌木}>SWC_{草地}$。适用于草地区域的极化方式是 VV 极化、VV 与 NDVI 的组合模式，其与真实值分别相差 2.05%、0.95%(图 6)；耕地区域多集中在河漫滩附近，受灌溉条件影响，土壤含水量较高，属于低植被覆盖地区，VV 极化、VV 与

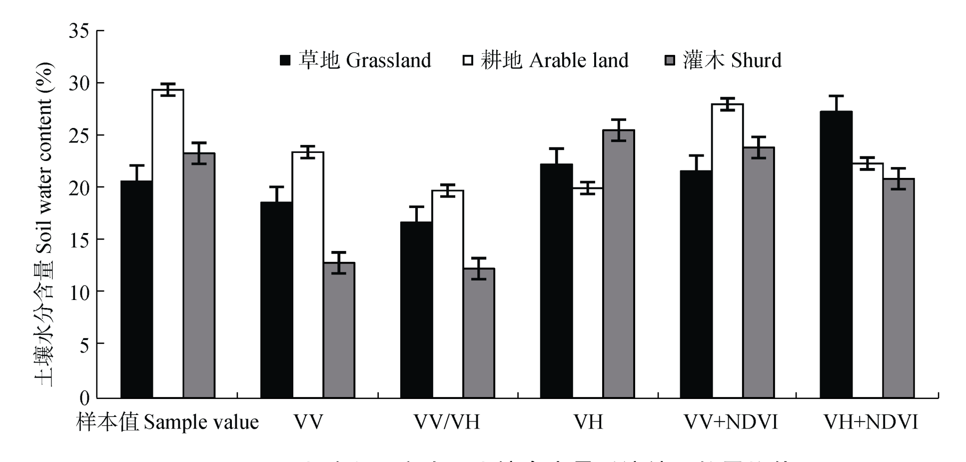


图 6 不同土地利用方式下土壤含水量反演结果的平均值

Fig. 6 Averages of inversion results of soil water content of different land use types

NDVI 的组合模式同样适用于该地区; 灌木区属于中等植被覆盖度区域, 在加入 NDVI 参数后单极化的反演方式更能够将植被特性体现出来, 而对比图 6 发现 VV 与 NDVI 组合比 VH 与 NDVI 组合更有优势。综上所述, 通过单极化结果对比, 反演适应性对比发现, VV 与 NDVI 组合更能综合反演出该区域的土壤含水量。

2.3.2　双极化方式反演结果适用性分析

由于 VV 和 VH 极化方式彼此强烈的相关, 在算法中提供相同的信息, 所以选择双极化后向散射系数比率($PR_{vv/vh}$)作为反演参数能够尽可能地解决数据之间的相关性。图 3e 结果显示, 去极化比率 VV/VH 反演结果精度在低洼及草地区域比 VV、VH 反演结果精度低, 与真实值相差 3.93%(图 6)。在灌木及耕地地区同单极化相似表现并不理想, 差值分别为 11.01%、9.61%(图 6)。经做商处理的去极化比率反而造成反演结果精度下降。VV/VH 组合降低了反演结果数值, 这是数据的相关性造成的, 说明做商的方法并不能完全解决双极化数据之间的相关性。VV/VH 双极化反演对于植被覆盖的区域并不适用, 而应用于低植被覆盖区或者是裸土区域等的土壤含水量估测相对较合理。

综上所述, 在不同极化方式下进行土壤含水量反演, 对比发现 VV/VH 双极化方式, VV 极化能够适用于裸露和低植被覆盖地区的土壤含水量反演, 而对于中等植被覆盖度地区 VV 与 NDVI 组合比单一的极化更加适用。针对整个区域环境的复杂性, 选用能够综合反映土壤含水量的模式是 VV 与 NDVI 组合。

3　结论与讨论

基于欧空局 Sentinel-1A 卫星影像, 运用支持向量回归算法, 对不同极化方式下的土壤含水量反演方法进行对比分析, 并对北安—黑河高速公路沿线地区进行了土壤含水量反演, 得出如下结论: VV 极化图像对裸露地区反演更具有优势, 但该极化信号在植被层会被强烈吸收, 在中等植被覆盖度地区并不适用; VH 极化反演效果不及 VV 极化有效; 双极化去极化比率在低植被覆盖地区更能发挥优势, 如草地、牧场等区域, 但不能应用到高植被覆盖地区; 而 VV 与 NDVI 组合更能够综合反演出该区域复杂地表的土壤含水量, 发挥哨兵 1 号 C 波段 SAR 影像的极化特性优势。

不同极化组合方式, 在微波遥感反演植被覆盖区土壤水分时的影响不同。VV 极化方式能将垂直信息反映良好, 在植被覆盖区域上提取的土壤后向散射系数一般值偏低, 反演值也会偏低。引入 NDVI 作为修正植被影响的部分, 可将植被-土壤之间的非线性关系表达得更为详细、精确。VH 交叉极化包含垂直及水平方向的信息, 水平方向的信息对于裸露地表更适用, 这与 Bindlish 等[19]、Pasolli 等[25]针对不同极化 SAR 反演土壤含水量研究结果一致。支持向量回归算法能够精确反演土壤含水量参数之间的非线性关系, 但是算法对于大规模的反演来说需要较大的运算内存和时间[26-27]。在光学植被指数的选取中只用了光学厚度这一方面, 并未考虑其他植被指数及其他相关因子。因此在未来的研究中, 应该结合区域特点综合考虑不同植被指数、SAR 不同入射角及气象因子对地表水分的影响, 进一步完善地表土壤含水量模型。

参考文献　References

[1] 李俐, 王荻, 王鹏新, 等. 合成孔径雷达土壤水分反演研究进展[J]. 资源科学, 2015, 37(10): 1929–1940
Li L, Wang D, Wang P X, et al. Progress on monitoring soil moisture using SAR data[J]. Resources Science, 2015, 37(10): 1929–1940

[2] 李震, 廖静娟. 合成孔径雷达地表参数反演模型与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 170–222
Li Z, Liao J J. Synthetic Aperture Radar Surface Parameters Inversion Model and Methods[M]. Beijing: Science Press, 2011: 170–222

[3] 胡健, 吕一河. 土壤水分动态随机模型研究进展[J]. 地理科学进展, 2015, 34(3): 389–400
Hu J, Lü Y H. Research progress on stochastic soil moisture dynamic model[J]. Progress in Geography, 2015, 34(3): 389–400

[4] 夏燕秋, 马金辉, 屈创, 等. 基于 Landsat ETM +数据的白龙江流域土壤水分反演[J]. 干旱气象, 2015, 33(2): 213–219
Xia Y Q, Ma J H, Qu C, et al. Study of soil moisture retrieval based on Landsat ETM + image data in the Bailongjiang basin[J]. Journal of Arid Meteorology, 2015, 33(2): 213–219

[5] 徐军, 蒋建军. 基于热红外辐射特征的土壤水分含量估算模型研究[J]. 安徽农业科学, 2012, 40(28): 14099–14102
Xu J, Jiang J J. Research on the estimation model of soil moisture content based on the characteristics of thermal infrared data[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2012, 40(28): 14099–14102

[6] Das K, Paul P K. Soil moisture retrieval model by using RISAT-1, C-band data in tropical dry and sub-humid zone of Bankura district of India[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, 2015, 18(2): 297–310

[7] Al-Yaari A, Wigneron J P, Ducharne A, et al. Global-scale evaluation of two satellite-based passive microwave soil moisture datasets (SMOS and AMSR-E) with respect to Land Data Assimilation System estimates[J]. Remote Sensing of

Environment, 2014, 149: 181–195

[8] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces[J]. IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 370–381

[9] Dubois P C, van Zyl J, Engman T. Measuring soil moisture with imaging radars[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(4): 915–926

[10] 丁建丽, 姚远. 干旱区稀疏植被覆盖条件下地表土壤水分微波遥感估算[J]. 地理科学, 2013, 33(7): 837–843
Ding J L, Yao Y. Evaluation of soil moisture contents under sparse vegetation coverage conditions using microwave remote sensing technology in arid region[J]. Scientia Geographica Sinica, 2013, 33(7): 837–843

[11] Hajj M E, Baghdadi N, Zribi M, et al. Soil moisture retrieval over irrigated grassland using X-band SAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 176: 202–218

[12] Ulaby F T, van Deventer T E, Haddock T F, et al. Millimeter-wave bistatic scattering from ground and vegetation targets[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1988, 26(3): 229–243

[13] Liang P, Pierce L E, Moghaddam M. Radiative transfer model for microwave bistatic scattering from forest canopies[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(11): 2470–2483

[14] 胡蝶, 郭铌, 沙莎, 等. 基于 Radarsat-2 SAR 数据反演定西裸露地表土壤水分[J]. 干旱气象, 2014, 32(4): 553–559
Hu D, Guo N, Sha S, et al. Retrieval of bare soil moisture based on radarsat-2 SAR in Dingxi of Gansu Province[J]. Journal of Arid Meteorology, 2014, 32(4): 553–559

[15] 李芳花. 黑龙江省半干旱地区土壤水分遥感监测技术研究及应用[D]. 长春: 吉林大学, 2006: 20–80
Li F H. Study and application for soil moisture monitor using remote sensor technology in the semiarid area of Heilongjiang Province[D]. Changchun: Jilin University, 2006: 20–80

[16] 陈晶, 贾毅, 余凡. 双极化雷达反演裸露地表土壤水分[J]. 农业工程学报, 2013, 29(10): 109–115
Chen J, Jia Y, Yu F. Soil moisture inversion by radar with dual-polarization[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(10): 109–115

[17] 张晓倩, 郭琳, 马尚杰, 等. 利用时序合成孔径雷达数据监测水稻叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2014, 30(13): 185–193
Zhang X Q, Guo L, Ma S J, et al. Monitoring rice leaf area index using time-series SAR data[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(13): 185–193

[18] Macelloni G, Paloscia S, Pampaloni P, et al. The relationship between the backscattering coefficient and the biomass of narrow and broad leaf crops[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(4): 873–884

[19] Bindlish R, Barros A P. Parameterization of vegetation backscatter in radar-based, soil moisture estimation[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 76(1): 130–137

[20] Jackson T J, Schmugge T J. Vegetation effects on the microwave emission of soils[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 36(3): 203–212

[21] Paloscia S, Pettinato S, Santi E, et al. Soil moisture mapping using Sentinel-1 images: Algorithm and preliminary validation[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 134: 234–248

[22] 周鹏, 丁建丽, 王飞, 等. 植被覆盖地表土壤水分遥感反演[J]. 遥感学报, 2010, 14(5): 959–973
Zhou P, Ding J L, Wang F, et al. Retrieval methods of soil water content in vegetation covering areas based on multi-source remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing, 2010, 14(5): 959–973

[23] 刘琰. 支持向量机核函数的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012: 10–24
Liu Y. Study on kernel function of support vector machine[D]. Xi'an: Xidian University, 2012: 10–24

[24] 梁栋, 杨勤英, 黄文江, 等. 基于小波变换与支持向量机回归的冬小麦叶面积指数估算[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(1): 335–340
Liang D, Yang Q Y, Huang W J, et al. Estimation of leaf area index based on wavelet transform and support vector machine regression in winter wheat[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(1): 335–340

[25] Pasolli L, Notarnicola C, Bertoldi G, et al. Soil moisture monitoring in mountain areas by using high-resolution SAR images: Results from a feasibility study[J]. European Journal of Soil Science, 2014, 65(6): 852–864

[26] Pasolli L, Notarnicola C, Bruzzone L. Estimating soil moisture with the support vector regression technique[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(6): 1080–1084

[27] Pasolli L, Notarnicola C, Bruzzone L. Multi-objective parameter optimization in support vector regression: General formulation and application to the retrieval of soil moisture from remote sensing data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(5): 1495–1508